

# МЕТОДЫ УПРАВЛЕНИЯ В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЕННОСТИ

---

УДК 681.5

*Ю.П. Кондратенко, А.В. Козлов*

## ГЕНЕРАЦИЯ БАЗ ПРАВИЛ НЕЧЕТКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННЫХ МУРАВЬИНЫХ АЛГОРИТМОВ

**Ключевые слова:** нечеткая система, база правил, метод генерации, муравьиный алгоритм, нечеткий регулятор, система автоматического управления.

### Введение

Интеллектуальные системы, основанные на теории нечетких множеств и нечеткой логике, широко используются в различных областях науки и техники для решения задач управления, идентификации, моделирования сложных физических явлений, классификации, распознавания образов и т.д. [1]. Данные системы позволяют эффективно использовать экспертную информацию, формализовать механизмы мышления и принятия решений человека, а также формировать лингвистические модели сложных процессов и объектов [2]. Согласно теореме о нечеткой аппроксимации [3] любая, сколь угодно сложная математическая зависимость может быть аппроксимирована системой, основанной на нечеткой логике. Это позволяет с высокой точностью воспроизводить произвольные взаимосвязи «входы–выходы» с помощью естественно-языковых утверждений — правил типа «ЕСЛИ ..., – ТО ...», с последующей их формализацией с помощью алгоритмов теории нечетких множеств, без использования сложных расчетов на основе дифференциальных и интегральных уравнений.

Наиболее часто для принятия решений в условиях неопределенности, а также для управления сложными нелинейными и нестационарными объектами применяются нечеткие системы (НС) (fuzzy system — *FS*) типа Мамдани [4] и Такаги–Сугено [5]. Для формализации экспертной информации данные НС используют различные а) лингвистические переменные (например, скорость движения судна, температура охлаждающей жидкости, уровень усталости оператора); б) лингвистические термы (например, низкий, малый, выше среднего); в) функции принадлежности (например, треугольная, трапециевидальная,  $\pi$ -подобная); г) продукционная база лингвистических правил, состоящих из антецедентов (условий) и консеквентов (выводов), а также д) механизм нечеткого логического вывода, который включает в себя последовательные этапы фаззификации, агрегации, активации, аккумуляции и дефаззификации [4]. При этом основное различие между системами Мамдани и Такаги–Сугено состоит в построении консеквентов правил. Так, для НС типа Мамдани консеквенты правил задаются в виде лингвистических термов (ЛТ) выходных переменных с неизменными во времени функциями принадлежности (ФП) различных типов (треугольная, трапециевидальная и т.д.) [2]. В свою

очередь, в качестве консеквентов правил систем Такаги–Сугено используются функции принадлежности импульсного типа, которые представляют собой суммы взвешенных мгновенных значений всех входных переменных [4].

Успешное применение нечетких систем типа Мамдани и Такаги–Сугено требует решения двух основных задач: 1) определения оптимальной структуры НС; 2) нахождения оптимальных параметров НС [6, 7]. Первая задача включает в себя выбор количества входных и выходных переменных НС; количества лингвистических термов для каждой входной и выходной переменной; количества правил базы правил (БП), (Rule Base — RB); типов функций принадлежности для каждого ЛТ; типов процедур агрегации, активации и аккумуляции, а также метода дефаззификации [7, 8]. Вторая задача, в свою очередь, заключается а) в определении параметров функций принадлежности ЛТ каждой входной и выходной переменной и нормирующих коэффициентов для их приведения к относительным единицам, а также б) в генерации консеквентов правил для НС типа Мамдани и Такаги–Сугено [6, 8].

Во многих случаях оптимальная структура и параметры НС для решения той или иной задачи определяются на основе экспертных оценок и рекомендаций [9, 10]. При этом субъективный фактор существенно влияет на процесс разработки НС. В условиях недостаточно полного объема исходной информации и знаний экспертов, а также при принятии ошибочных проектных решений эффективность НС может существенно снижаться либо их функционирование будет осуществляться при заниженных, с точки зрения потенциальных возможностей, показателях. Для повышения эффективности функционирования НС, а также для снижения негативного влияния субъективных факторов на процесс проектирования учеными разных стран мира в последнее время разрабатываются и внедряются методы синтеза и обучения НС, которые базируются на определенных оптимизационных процедурах [11–14]. В частности, методы и алгоритмы структурной оптимизации НС на основе оптимального выбора типов функций принадлежности ЛТ, методов дефаззификации, редукции и интерполяции БП приведены в [15, 16]. В свою очередь, в работах [17, 18] представлены методы синтеза, включающие в себя процедуры параметрической оптимизации функций принадлежности лингвистических термов НС типа Мамдани, а также генерации весовых коэффициентов для консеквентов правил систем типа Такаги–Сугено. Результаты опубликованных исследований показывают, что для решения задач синтеза и обучения НС достаточно перспективны интеллектуальные методы эволюционной и мультиагентной оптимизации [19], к которым относятся генетические методы [16], эволюционные стратегии [20], а также методы, моделирующие взаимодействующее поведение коллективистских животных, насекомых, микроорганизмов, бактерий [21–23] и др. Данные методы относятся к стохастическим методам глобальной оптимизации. Эти методы не выдвигают дополнительных требований к целевым функциям и по сравнению с классическими методами оптимизации позволяют более детально исследовать большие, негладкие и мультимодальные пространства поиска [16, 19].

Задача генерации оптимальных консеквентов БП нечетких систем типа Мамдани в условиях отсутствия или недостаточно полного объема знаний экспертов о реальных процессах управления [24] является сложной задачей оптимизации, для решения которой наиболее целесообразно применять эффективные стохастические методы глобальной оптимизации.

Данная статья посвящена разработке и исследованию метода генерации БП нечетких систем типа Мамдани с определением оптимальных консеквентов на основе использования мультиагентных оптимизационных алгоритмов, в частности муравьиных. Структура статьи организована следующим образом. В разд. 1 приведены постановка задачи исследования, цель данной работы и анализ публи-

каций исследуемой области знаний. В разд. 2 детально изложен теоретический подход к разработанному авторами методу генерации БП, представленному в виде последовательного вычислительного алгоритма. В разд. 3 представлены результаты исследования эффективности предложенного метода на конкретном примере управляемого объекта с детальным обсуждением результатов компьютерного моделирования.

### 1. Постановка задачи

Обобщенная нечеткая система типа Мамдани формализует взаимосвязи входных и выходных переменных на основе нелинейной зависимости  $f_{FS}$  следующим образом [4]:

$$\mathbf{Y} = f_{FS}(\mathbf{X}), \quad \mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_l), \quad \mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_m), \quad (1)$$

где  $\mathbf{X}$  — вектор  $m$  входных переменных  $x_1, x_2, \dots, x_m$ ;  $\mathbf{Y}$  — вектор  $l$  выходных переменных  $y_1, y_2, \dots, y_l$  нечеткой системы.

На рис. 1 представлена структура НС с  $m$  входами и одним выходом ( $Y = y$ ) [2], где приняты следующие обозначения: FB — блок фаззификации (БФ) (fuzzification block); FIB — блок нечеткого логического вывода (БНЛВ) (fuzzy inference block); DFB — блок дефаззификации (БДФ) (defuzzification block).

БФ оценивает степени принадлежности численных значений входных переменных к соответствующим нечетким входным лингвистическим термам НС [8]. БНЛВ, в свою очередь, осуществляет последовательное выполнение операций агрегации (aggregation — AGG), активации (activation — AC) и аккумуляции (accumulation — ACC), взаимодействуя с БП и используя необходимые данные из базы правил. База правил включает в себя набор правил, состоящих из соответствующих антецедентов (условий) и консеквентов (выводов). БДФ осуществляет преобразование консолидированного нечеткого логического вывода (результатирующего нечеткого множества) в четкий численный сигнал выходной переменной НС [4].

На начальном этапе синтеза нечеткой системы типа Мамдани (с представленной на рис. 1 структурой) формируется вектор входных переменных  $\mathbf{X}$  и выходная переменная  $y$  [8].

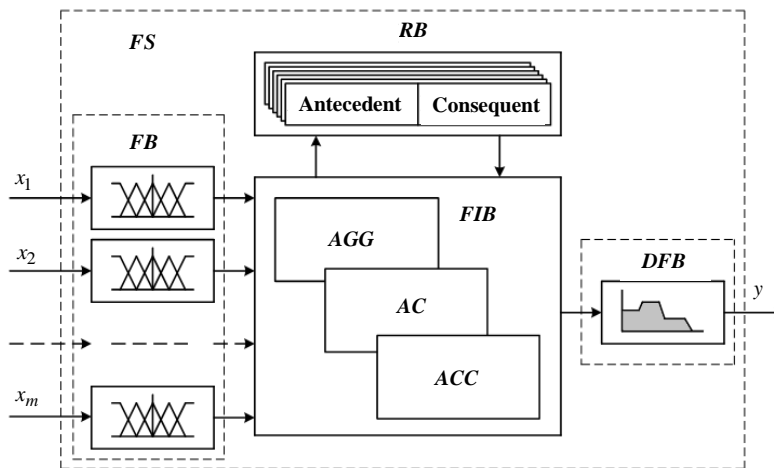


Рис. 1

Затем осуществляется выбор количества лингвистических термов  $w_i$  для каждой  $i$ -й входной переменной вектора  $\mathbf{X}$  ( $i = 1, \dots, m$ ) и лингвистических термов  $v$  для выходной переменной  $y$  НС [2, 8]. Кроме того, предварительно выбирают-

ся типы и параметры функций принадлежности ЛТ для каждой входной и выходной переменной НС.

Общее количество правил  $s$  БП системы определяется количеством всех возможных комбинаций ЛТ входных переменных НС  $\mathbf{X}$  на основе зависимости [2]

$$s = \prod_{i=1}^m w_i. \quad (2)$$

В свою очередь, каждое  $r$  правило БП ( $r = 1, \dots, s$ ) представляет собой лингвистическое утверждение (3) [4]

$$\begin{aligned} & \text{IF } \langle x_1 = a \rangle \text{ AND } \langle x_2 = b \rangle \text{ AND } \dots \text{ AND } \langle x_i = c \rangle \dots \\ & \dots \text{ AND } \dots \text{ AND } \langle x_m = d \rangle \text{ THEN } \langle y = h \rangle, \end{aligned} \quad (3)$$

где  $a, b, c, d, h$  — соответствующие лингвистические термы входных и выходного сигналов НС.

Антецеденты правил представляют собой различные комбинации лингвистических термов входных переменных НС [4], а консеквент  $LT_r$  каждого  $r$  правила БП ( $r = 1, 2, \dots, s$ ) выбирается из множества всех возможных консеквентов правил  $\{LT^1, LT^2, \dots, LT^v\}$ , который включает в себя  $v$  лингвистических термов выходной переменной  $y$  НС:

$$LT_r \in \{LT^1, LT^2, \dots, LT^v\}. \quad (4)$$

Так, при выборе количества лингвистических термов выходной переменной  $v = 3$  имеет место множество (5):

$$LT_r \in \{LT^1, LT^2, LT^3\} = \{S, M, B\}, \quad (5)$$

а при  $v = 5$  множество (4) описывается выражением (6) соответственно:

$$LT_r \in \{LT^1, LT^2, LT^3, LT^4, LT^5\} = \{S, LM, M, HM, B\}, \quad (6)$$

где  $S$  — малый терм,  $LM$  — ниже среднего,  $M$  — средний,  $HM$  — выше среднего,  $B$  — большой.

Вектор консеквентов  $\mathbf{R}$  БП может быть сформирован по-разному, при этом задача оптимизации консеквентов сводится к задаче нахождения оптимального вектора консеквентов  $\mathbf{R}_{opt}$  из множества всех возможных альтернативных вариантов, который обеспечивает оптимальные показатели качества НС.

Вектор консеквентов  $\mathbf{R}_\gamma$  БП для  $\gamma$  альтернативного варианта БП в общем виде можно представить следующим образом:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_\gamma &= \{LT_{\gamma 1}, LT_{\gamma 2}, \dots, LT_{\gamma r}, \dots, LT_{\gamma s}\}, \quad LT_{\gamma r} \in \{LT^1, LT^2, \dots, LT^v\}, \\ & \gamma \in \{1, 2, \dots, v^s\}, \end{aligned} \quad (7)$$

где  $v^s$  — количество всех возможных вариантов вектора  $\mathbf{R}$ , которое определяется как количество ЛТ выходной переменной  $v$ , возведенное в степень общего количества правил БП  $s$ .

Таким образом, задача генерации консеквентов БП НС сводится к нахождению такого вектора консеквентов БП  $\mathbf{R}_{opt} = \mathbf{R}_\gamma$ , при котором значение целевой функции НС  $J$  будет оптимальным ( $J = J_{opt}$ ) [24].

Данная задача является сложной задачей дискретной оптимизации большой размерности, для решения которой необходимо наличие эффективного стохастического метода глобального поиска, учитывающего особенности формирования консеквентов правил БП в условиях неопределенности информации. При решении данной задачи с помощью полного перебора всех возможных векторов  $\mathbf{R}_\gamma$  ( $\gamma = 1, 2, \dots, v^s$ ) значение целевой функции  $J$  необходимо вычислить  $v^s$  раз, что даже при небольшой размерности БП потребует значительных вычислительных и временных затрат [24]. Например, для НС с достаточно простой структурой с девятью правилами ( $s = 9$ ) в БП и тремя лингвистическими терминами выходной переменной ( $v = 3$ ) значение целевой функции  $J$  при полном переборе  $\mathbf{R}_\gamma$  необходимо вычислить  $3^9 = 19683$  раза, что займет достаточно много времени при использовании существенных вычислительных ресурсов.

Анализ существующих интеллектуальных стохастических методов глобальной оптимизации показывает, что методы муравьиных колоний (муравьиные алгоритмы) — одни из наиболее эффективных для решения сложных задач дискретной оптимизации большой размерности [19, 25]. В ряде опубликованных работ представлены примеры успешного применения различных муравьиных алгоритмов для решения таких задач дискретной оптимизации: задача коммивояжера [26], календарного планирования [27], оптимизации маршрутов транспортных средств [28], раскраски графа [29] и др. [30, 31]. Данные алгоритмы обладают существенными преимуществами по сравнению с точными методами комбинаторной оптимизации, в частности: высокая скорость нахождения оптимального решения, обеспечение сходимости к глобальному оптимуму (вследствие одновременного исследования множества вариантов решения не происходит длительных закликиваний в локальных экстремумах), стохастичность, мультиагентность, возможность применения для решения различных комбинаторных оптимизационных задач [25, 29]. Кроме того, эффективность муравьиных алгоритмов существенно возрастает с ростом размерности задачи оптимизации [29]. Таким образом, генерацию консеквентов БП нечетких систем можно и целесообразно осуществлять на основе муравьиных алгоритмов, модифицируя их под специфику данной задачи.

Цель данной статьи — разработка и исследование метода генерации баз правил нечетких систем типа Мамдани с формированием оптимальных консеквентов на основе модифицированных муравьиных алгоритмов. Применение метода позволит генерировать базы правил с оптимальными консеквентами для НС типа Мамдани при недостаточном объеме исходной информации (в условиях высокой степени неопределенности информации), при достаточно большом количестве правил, для которого составление БП НС на основе знаний экспертов не всегда эффективно, и при различном уровне квалификации экспертов.

## **2. Метод генерации баз правил нечетких систем типа Мамдани на основе модифицированных муравьиных алгоритмов**

Муравьиные алгоритмы моделируют поведение взаимодействующих муравьев как коллективистских насекомых, которые являются членами одной большой колонии, при совместном решении задачи нахождения кратчайшего пути [19, 29]. Модели муравьев представляются взаимодействующими агентами одной самоорганизующейся системы, которые перемещаются по графу решений для нахождения оптимума решаемой задачи [25]. В данной работе модификация муравьиных алгоритмов заключается в представлении структуры базы правил НС в виде специального графа (рис. 2), а также в представлении пунктов назначения  $DP_{rj}$  в виде

консеквентов  $LT_r^j$  ( $r \in \{1, \dots, s\}$ ;  $j \in \{1, \dots, v\}$ ) правил БП, по которым перемещаются агенты-муравьи.

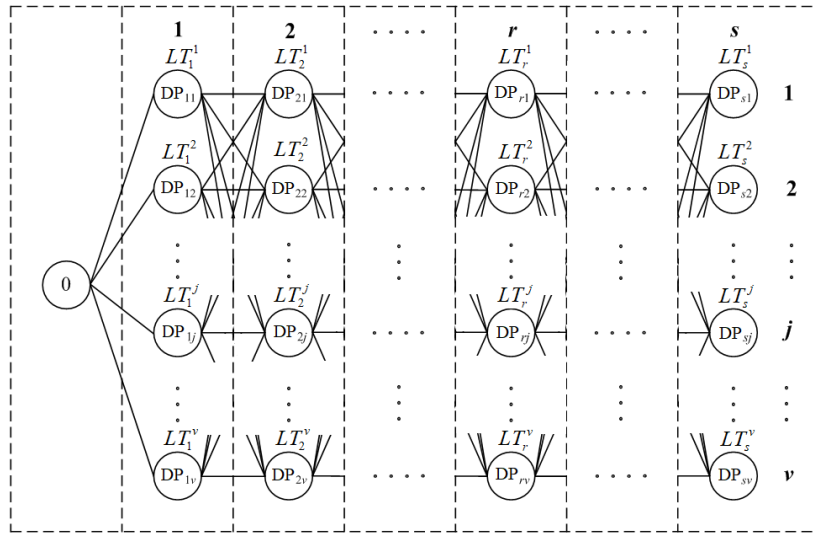


Рис. 2

Данный граф состоит из слоев, узлов и ребер. Путь каждого  $k$ -го агента проходит через определенные узлы и ребра графа на каждой отдельной  $n$ -й итерации. Длина пути, которую прошел определенный агент, — абстрактная величина и определяется значением целевой функции  $J$  нечеткой системы. Например, для нечеткой системы автоматического управления (САУ) в качестве целевой функции  $J$  может быть выбрана средняя интегральная квадратичная ошибка управления

$$J(t, \mathbf{R}) = \frac{1}{t_{\max}} \int_0^{t_{\max}} \varepsilon^2 dt \rightarrow \min, \quad (8)$$

где  $t_{\max}$  — общее время переходного процесса САУ;  $\varepsilon$  — ошибка управления САУ.

Структура данного графа соответствует структуре базы правил НС и определяется общим количеством нечетких правил  $s$  и количеством их возможных консеквентов  $v$ . Граф БП состоит из одного нулевого слоя, который имеет один узел и является начальной отправной точкой для всех  $z$  агентов популяции, и  $s$  основных слоев, каждый из которых имеет порядковый номер  $r$  и соответствует определенному  $r$  правилу БП ( $r = 1, 2, \dots, s$ ). Кроме того, каждый  $r$  слой имеет  $v$  узлов, что соответствует количеству возможных консеквентов правил БП и, следовательно, количеству лингвистических термов выходной переменной  $y$  НС. В свою очередь, каждый  $rj$  узел слоя с порядковым номером  $r$  данного графа соответствует  $j$  возможному консеквенту  $r$  нечеткого правила сформированной БП НС ( $r = 1, 2, \dots, s$ ;  $j = 1, 2, \dots, v$ ).

После прохождения каждым  $k$ -м агентом определенных узлов всех  $s$  слоев данного графа на каждой отдельной итерации с номером  $n$  формируется соответствующая база правил НС с определенным вектором консеквентов нечетких правил  $\mathbf{R}^k(n)$  ( $k = 1, \dots, z$ ;  $n = 1, \dots, n_{\max}$ ).

Особенность данного графа БП заключается в том, что его ребра установлены только между узлами разных слоев (ребра между узлами одного слоя отсутствуют). Переход  $k$  агента из любого  $rj$  узла слоя с порядковым номером  $r$  возможен только в любой  $(r + 1) q$  узел следующего слоя с порядковым номером  $r + 1$

( $r \in \{1, \dots, s\}$ ;  $j, q \in \{1, \dots, v\}$ ) Таким образом, движение каждого  $k$  агента на каждой отдельной итерации с номером  $n$  начинается с нулевого слоя и осуществляется последовательно через все  $s$  слоев графа (от первого до последнего) только в направлении увеличения порядкового номера слоев  $r$ . Количество переходов каждого  $k$  агента по узлам графа на одной итерации равняется общему количеству слоев графа и соответственно нечетких правил  $s$ .

Например, на рис. 3 приведен граф БП для НС с двумя входными переменными:  $x_1$  и  $x_2$  ( $m = 2$ ), каждая из которых оценивается соответствующими тремя ЛТ ( $w_1 = 3$ ;  $w_2 = 3$ ), и с выходной переменной  $y$ , которая имеет также 3 ЛТ ( $v = 3$ ).

Таким образом, количество правил БП и соответственно слоев графа согласно выражению (2) составляет  $s = 9$ . Количество узлов в каждом  $r$  слое, в свою очередь, составляет  $v = 3$ .

Для входных и выходной переменных выбраны следующие лингвистические термы: S — малый; M — средний; B — большой. Антецеденты правил БП сформированы следующими комбинациями лингвистических термов входных переменных  $x_1$  и  $x_2$ : 1) S & (AND) S; 2) S & M; 3) S & B; 4) M & S; 5) M & M; 6) M & B; 7) B & S; 8) B & M; 9) B & B. В свою очередь, вектор консеквентов нечетких правил  $\mathbf{R}^k(n)$ , сформированный в результате прохождения графа  $k$  агентом на итерации с номером  $n$  (выделено жирным на рис. 3), описывается выражением (9):

$$\mathbf{R}^k(n) = \{S, M, M, B, S, M, M, B, B\}. \quad (9)$$

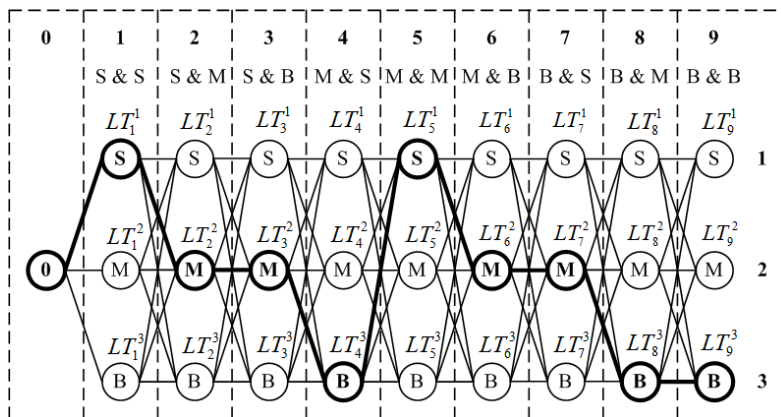


Рис. 3

Вероятность  $P_{rj, (r+1)q}^k(n)$  перехода  $k$  агента из  $rj$  узла слоя с порядковым номером  $r$  в  $(r+1)q$  узел следующего слоя с порядковым номером  $r+1$  ( $r \in \{1, \dots, s\}$ ;  $j, q \in \{1, \dots, v\}$ ) на итерации  $n$  ( $n = 1, \dots, n_{\max}$ ) определяется выражением [19]

$$P_{rj, (r+1)q}^k(n) = \frac{[\tau_{rj, (r+1)q}(n)]^\alpha \cdot [\eta_{rj, (r+1)q}]^\beta}{\sum_{rj, (r+1)q=rj, (r+1)1}^{rj, (r+1)v} [\tau_{rj, (r+1)q}(n)]^\alpha \cdot [\eta_{rj, (r+1)q}]^\beta}, \quad (10)$$

где  $\tau_{rj, (r+1)q}(n)$  — интенсивность феромона (Pheromone) на ребре между узлами  $rj$  и  $(r+1)q$  на итерации  $n$ ;  $\eta_{rj, (r+1)q}$  — величина, обратная относительному расстоянию  $D_{rj, (r+1)q}$  между узлами  $rj$  и  $(r+1)q$ ;  $\alpha$  — регулируемый параметр, который за-

дает относительную значимость следа феромона на ребре при выборе следующего узла;  $\beta$  — регулируемый параметр, который задает относительную значимость расстояния  $D_{rj, (r+1)q}$  между узлами  $rj$  и  $(r+1)q$ .

В свою очередь,

$$\eta_{rj, (r+1)q} = \frac{1}{D_{rj, (r+1)q}}, \quad (11)$$

$$D_{rj, (r+1)q} = |j_r - q_{(r+1)}| + 1, \quad (12)$$

где  $j_r$  — порядковый номер  $j$  узла в слое  $r$ ;  $q_{(r+1)}$  — порядковый номер  $q$  узла в слое  $r+1$ .

Относительное расстояние  $D_{01, 1q}$  между единственным узлом нулевого слоя и любым  $q$  узлом первого слоя ( $q = 1, \dots, v$ ) равняется единице.

После прохождения каждым  $k$  агентом определенных  $rj$  узлов всех  $s$  слоев графа БП на каждой итерации с номером  $n$  для сформированного вектора консеквентов нечетких правил  $\mathbf{R}^k(n)$  рассчитывается длина пути  $k$  агента, которая определяется значением целевой функции НС  $J^k(n)$ .

Количество феромона, оставленного на каждом ребре  $rj, (r+1)q$  графа  $k$  агентом на итерации  $n$ , определяется на основе значения целевой функции  $J^k(n)$  [29] следующим образом:

$$\begin{cases} \Delta\tau_{rj, (r+1)q}^k(n) = \frac{Q}{J^k(n)} & \text{ïðå } rj, (r+1)q \in H^k(n), \\ \Delta\tau_{rj, (r+1)q}^k(n) = 0 & \text{ïðå } rj, (r+1)q \notin H^k(n), \end{cases} \quad (13)$$

где  $Q$  — регулируемый параметр, который относится к количеству феромона, оставленного на пути агентом;  $H^k(n)$  — набор ребер (путь), который прошел  $k$ -й агент на итерации  $n$ . Параметр  $Q$  целесообразно выбирать одного порядка с оптимальным значением целевой функции НС  $J_{\text{опт}}$ . Значение феромона  $\Delta\tau_{rj, (r+1)q}^k(n)$ , оставленного  $k$  агентом на ребре  $rj, (r+1)q$  на итерации  $n$ , обратно пропорционально зависит от значения целевой функции  $J^k(n)$ : малое значение целевой функции характеризуется высокой концентрацией феромона, большое — низкой.

После расчета на основе зависимости (13) значений феромона  $\Delta\tau_{rj, (r+1)q}^k(n)$ , отложенного каждым  $k$  агентом на каждом ребре  $rj, (r+1)q$  графа, полученные результаты используются для увеличения феромона на ребрах графа [19] согласно выражению

$$\tau_{rj, (r+1)q}(n) = \tau_{rj, (r+1)q}(n-1) + \rho \cdot \sum_{k=1}^z \Delta\tau_{rj, (r+1)q}^k(n). \quad (14)$$

Здесь  $\rho$  — коэффициент количества феромона, который оставляют агенты на пути (целесообразно выбирать в диапазоне от 0 до 1);  $z$  — общее количество агентов в популяции.

Для использования элитной стратегии муравьиных алгоритмов в данном методе вводятся так называемые элитные агенты, что позволяет существенно увеличить скорость сходимости метода [19, 29]. При этом на каждой итерации применяется дополнительное увеличение феромона для ребер, которые входят в лучший



на данной итерации путь с наименьшим значением целевой функции  $J_{\min}(n)$ . Дополнительное количество феромона, оставленного на каждом ребре, входящем в лучший путь на итерации  $n$ , определяется на основе значения его целевой функции  $J_{\min}(n)$  и количества элитных агентов в популяции  $e$  следующим образом:

$$\Delta\tau_e(n) = \frac{e \cdot Q}{J_{\min}(n)}. \quad (15)$$

В конце каждой итерации  $n$  для каждого ребра  $rj, (r+1)q$  графа применяется операция испарения феромона [29] в соответствии с выражением

$$\tau_{rj, (r+1)qF}(n) = \tau_{rj, (r+1)q}(n) \cdot (1 - \rho), \quad (16)$$

где  $\tau_{rj, (r+1)qF}(n)$  — финальное значение количества феромона на ребре  $rj, (r+1)q$  графа в конце итерации  $n$  после применения операции испарения на основе выражения (16). При переходе с итерации  $n$  на итерацию  $n+1$  ( $n = 1, \dots, n_{\max}$ ) на каждом ребре  $rj, (r+1)q$  ( $r \in \{1, \dots, s\}$ ;  $j, q \in \{1, \dots, v\}$ ) графа осуществляется обновление феромона согласно выражению

$$\tau_{rj, (r+1)q}(n+1) = \tau_{rj, (r+1)qF}(n). \quad (17)$$

Предложенный авторами метод генерации баз правил нечетких систем типа Мамдани с формированием оптимальных консеквентов на основе модифицированных муравьиных алгоритмов состоит из следующих последовательных шагов.

**Шаг 1.** Инициализация метода. На данном этапе осуществляется построение графа БП нечеткой системы на основе предварительного выбора количества лингвистических термов  $w_i$  для каждой  $i$  входной переменной вектора  $\mathbf{X}$  ( $i = 1, \dots, m$ ) и лингвистических термов  $v$  для выходной переменной  $y$  НС. Количество основных слоев графа  $s$  рассчитывается согласно зависимости (2) на основе параметров  $m$  и  $w_i$ , количество узлов  $v$  в каждом  $r$ -м слое выбирается равным количеству всех возможных консеквентов правил  $LT^j$  ( $j = 1, \dots, v$ ) и соответственно количеству всех ЛТ выходной переменной  $y$  системы. Также на данном шаге выбирается целевая функция  $J$  НС и ее оптимальное значение  $J_{\text{Opt}}$ .

**Шаг 2.** Инициализация параметров муравьиного алгоритма. На данном этапе создается популяция агентов и устанавливаются основные параметры метода: количество агентов в популяции  $z$ , регулируемые параметры  $\alpha, \beta, Q$  и  $\rho$ , максимальное количество итераций  $n_{\max}$ , а также количество элитных агентов в популяции  $e$ . Кроме того, на данном шаге устанавливается небольшое положительное начальное значение феромона до начала движения агентов.

**Шаг 3.** Движение агентов по узлам графа базы правил НС. Движение каждого  $k$ -го агента созданной на шаге 2 популяции начинается из узла нулевого слоя и осуществляется последовательно через все  $s$  слоев графа (от первого до последнего) только в направлении возрастания порядкового номера слоев  $r$ . Переход  $k$  агента из любого  $rj$  узла слоя с порядковым номером  $r$  возможен лишь в любой  $(r+1)q$  узел следующего слоя с порядковым номером  $r+1$ . Количество переходов каждого  $k$  агента по узлам графа на одной итерации равняется общему количеству слоев графа  $s$ .

Если  $k$  агент находится в узле  $rj$  и  $r < s$ , то для определения следующего ребра пути  $rj, (r+1)q$  рассчитывается вероятность  $P_{rj, (r+1)q}^k(n)$  перехода данного агента в узел  $(r+1)q$  согласно выражению (10). В свою очередь, относительное

расстояние  $D_{rj,(r+1)q}$  между узлами  $rj$  и  $(r+1)q$ , а также обратная ему величина  $\eta_{rj,(r+1)q}$  рассчитываются на основе зависимостей (12) и (11) соответственно. Шаг 3 продолжается, пока каждый  $k$ -й агент популяции не пройдет все  $s$  слоев графа.

**Шаг 4.** Вычисление значений целевой функции НС. На данном этапе для каждого вектора консеквентов нечетких правил  $\mathbf{R}^k(n)$ , сформированного каждым  $k$ -м агентом популяции ( $k = 1, \dots, z$ ) во время его движения на шаге 3, рассчитывается значение целевой функции  $J^k(n)$  НС, выбранной на шаге 1.

**Шаг 5.** Проверка на окончание работы метода. На данном этапе осуществляется выбор наилучшего вектора консеквентов нечетких правил  $\mathbf{R}_{best}(n)$  БП, сформированного во время движения агентов на шаге 3, по наименьшему значению целевой функции НС  $J_{min}(n)$  из значений, рассчитанных на шаге 4. Для выбранного наилучшего вектора консеквентов нечетких правил  $\mathbf{R}_{best}(n)$  БП осуществляется проверка на окончание работы метода, которое может определяться оптимальным значением целевой функции НС ( $J_{min}(n) \leq J_{opt}$ ) или ограничением на максимальное количество итераций  $n_{max}$ . Окончание работы метода также может считаться достигнутым, если на протяжении определенного количества итераций значение целевой функции  $J$  не уменьшалось. Если данная проверка дала положительный результат, то осуществляется переход на шаг 9. В противном случае выполняется переход на шаг 6.

**Шаг 6.** Увеличение феромона на ребрах графа базы правил НС. На данном этапе на основе значений целевой функции  $J^k(n)$ , рассчитанных на шаге 4, вычисляется количество феромона, оставленное на каждом ребре  $rj,(r+1)q$  графа каждым  $k$ -м агентом ( $k = 1, \dots, z$ ) во время движения на шаге 3, на основе (13). Рассчитанные значения количества феромона  $\Delta\tau_{rj,(r+1)q}^k$ , отложенного каждым  $k$ -м агентом на каждом ребре  $rj,(r+1)q$  графа при движении, используются для увеличения феромона на ребрах графа согласно выражению (14). Также согласно элитной стратегии на данном шаге применяется дополнительное увеличение феромона для ребер, которые входят в лучший на данной итерации путь с наименьшим значением целевой функции  $J_{min}(n)$ . Данное значение феромона рассчитывается на основе (15).

**Шаг 7.** Испарение феромона на ребрах графа БП НС. Для каждого ребра  $rj,(r+1)q$  графа применяется операция испарения феромона согласно выражению (16) и вычисляется его финальное значение  $\tau_{rj,(r+1)qF}$  на каждом ребре  $rj,(r+1)q$  графа.

**Шаг 8.** Переход на следующую итерацию метода. Осуществляется возврат всех  $z$  агентов популяции в узел нулевого слоя графа, а также обновление феромона на каждом ребре  $rj,(r+1)q$  графа согласно выражению (17). Переходим на шаг 3.

**Шаг 9.** Окончание работы метода. После этого может осуществляться параметрическая оптимизация НС и ее программно-аппаратная реализация для дальнейшего применения при решении различных задач.

Для исследования эффективности предложенного метода генерации БП с формированием оптимальных консеквентов в данной работе проведена разработка БП нечеткого регулятора типа Мамдани для системы автоматического управления температурой реактора специализированного пиролизного комплекса (СПК) [32].

### 3. Генерация базы правил нечеткого регулятора типа Мамдани для системы автоматического управления температурой реактора специализированного пиролизного комплекса

СПК (Special Pyrolysis Complex) эффективно применяются для утилизации полимерных отходов для получения альтернативного жидкого и газообразного топлива [32]. В свою очередь, данные СПК представляют собой сложные технологические объекты, для автоматизации которых успешно применяются интеллектуальные управляющие устройства на основе нечеткой логики. Одной из наиболее важных задач автоматизации СПК является стабилизация и автоматическое управление температурными режимами их пиролизных реакторов [32]. Функциональная структура САУ температурными режимами реактора СПК приведена на рис. 4 [32], где приняты следующие обозначения:  $UCL$  — верхний уровень управления (upper control level),  $SD$  — задающее устройство (setting device),  $FTC$  — нечеткий регулятор температуры (НРТ) (fuzzy temperature controller),  $RHS$  — система нагрева реактора (СНР) (reactor heating system),  $LG$  — сжиженный газ (liquefied gas),  $A$  — воздух (air),  $GLFR$  — линейный регулятор расхода газа (gas linear flow regulator),  $ALFR$  — линейный регулятор расхода воздуха (air linear flow regulator),  $GB$  — газовая горелка СНР реактора (gas burner),  $TS$  — датчик температуры (temperature sensor),  $T_s, T_R$  — заданное (set) и реальное (real) значения температуры нагрева реактора СПК;  $u_{SD}, u_{FTC}, u_{TS}$  — выходные сигналы задающего устройства, НРТ и датчика температуры соответственно,  $\varepsilon_T$  — ошибка управления температурой реактора,  $Q_{LG}, Q_A$  — значения расходов сжиженного газа и воздуха соответственно,  $P_{GB}$  — значение мощности нагрева газовой горелки СНР,  $F_D$  — возмущения, действующие на реактор СПК.

В данной публикации разработка НРТ типа Мамдани проводилась для САУ температурой реактора, рабочий объем которого составляет 100 литров, а максимальная мощность — СНР  $P_{GBmax} = 25$  кВт.

Математические модели основных элементов данной САУ температурой разработаны и приведены в [33, 34].

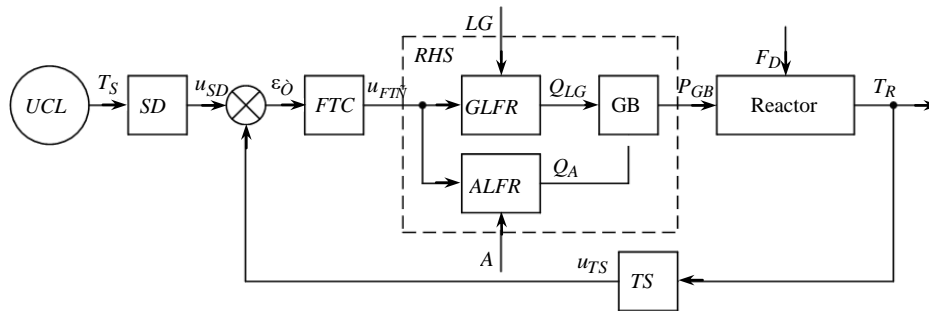


Рис. 4

В частности, математическая модель пиролизного реактора как объекта управления температурой может быть представлена в виде передаточной функции  $W_R(p)$  (18) по каналу управления [34]:

$$W_R(p) = \frac{T_R(p)}{P_{GB}(p)} = \frac{K_{\sim R} e^{-\tau_R p}}{(T_{\sim R1} p + 1)(T_{\sim R2} p + 1)^2}, \quad (18)$$

где  $T_R(p)$  — изображение температуры нагрева реактора СПК  $T_R(t)$ ,  $P_{GB}(p)$  — изображение мощности нагрева газовой горелки СНР  $P_{GB}(t)$ ,  $K_{\sim R}$ ,  $\tau_R$ ,  $T_{\sim R1}$ ,  $T_{\sim R2}$  —

коэффициент усиления и постоянные времени передаточной функции реактора СПК соответственно.

Кроме того, параметры данной передаточной функции Transfer Function — TF)  $K_{\sim R}$ ,  $T_{\sim R1}$ ,  $T_{\sim R2}$  нелинейно зависят от мощности нагрева  $P_{GB}$  и уровня загрузки реактора  $L_R$ :

$$\begin{cases} K_{\sim R} = f(P_{GB}, L_R); \\ T_{\sim R1} = f(P_{GB}, L_R); \\ T_{\sim R2} = f(P_{GB}, L_R). \end{cases} \quad (19)$$

Нелинейные зависимости (19) получены на основе экспериментальных данных и реализованы с помощью специализированной НС в [34].

В свою очередь, НРТ данной САУ температурными режимами реализует закон управления на основе нелинейной зависимости (20):

$$u_{FT\tilde{N}} = k_U f_{FT\tilde{N}} \left( k_P \varepsilon_T, k_D \frac{d\varepsilon_T}{dt}, k_I \int \varepsilon_T dt \right), \quad (20)$$

где  $k_P$ ,  $k_D$ ,  $k_I$ ,  $k_U$  — нормирующие коэффициенты НРТ.

Таким образом, вектор входных переменных  $\mathbf{X}$  согласно выражению (1) в данном случае представлен выражением (21):

$$\mathbf{X} = \{x_1, x_2, x_3\}, \quad m = 3, \quad (21)$$

$$\text{где } x_1 = k_P \varepsilon_T; \quad x_2 = k_D \frac{d\varepsilon_T}{dt}; \quad x_3 = k_I \int \varepsilon_T dt.$$

В качестве выходной переменной  $y$  в данном случае выступает выходной сигнал НРТ  $u_{FT\tilde{N}}$ .

Для каждой входной переменной НРТ выбрано по пять лингвистических термов ( $w_1 = 5$ ;  $w_2 = 5$ ;  $w_3 = 5$ ) треугольного типа: BN — большой отрицательный, SN — малый отрицательный, Z — нулевой, SP — малый положительный, BP — большой положительный. В свою очередь, для выходной переменной  $u_{НРТ}$  выбрано семь ЛТ ( $v = 7$ ) треугольного типа: Z — нулевой; S — малый, LM — ниже среднего, M — средний, HM — выше среднего, B — большой, VB — очень большой. Внешний вид выбранных термов с установленными параметрами приведен на рис. 5.

Таким образом, общее количество правил БП НРТ  $s$  в соответствии с выражением (2) равняется 125,  $s = 5 \times 5 \times 5 = 125$ . Каждое  $r$ -е правило данной БП ( $r = 1, \dots, 125$ ) представляет собой лингвистическое утверждение (22):

$$\text{IF} \langle k_P \varepsilon_T = a \rangle \text{ AND} \langle k_D \frac{d\varepsilon_T}{dt} = b \rangle \text{ AND} \langle k_I \int \varepsilon_T dt = c \rangle \text{ THEN} \langle u_{FTC} = h \rangle. \quad (22)$$

Консеквенты каждого  $r$ -го правила БП в данном случае выбираются из набора возможных консеквентов правил, который состоит из семи ЛТ (Z; S; LM; M; HM; B; VB) выходной переменной НРТ  $u_{FTC}$ . Вектор консеквентов (7)  $\mathbf{R}_\gamma$  БП данного НРТ представлен выражением (23):

$$\mathbf{R}_\gamma = \{LT_{\gamma 1}, LT_{\gamma 2}, \dots, LT_{\gamma r}, \dots, LT_{\gamma 125}\}, LT_{\gamma r} \in \{LT^1, LT^2, \dots, LT^7\}, \quad (23)$$

$$\gamma \in \{1, 2, \dots, 7^{125}\}.$$

В качестве метода дефаззификации в данном НРТ выбран метод центра тяжести [4].

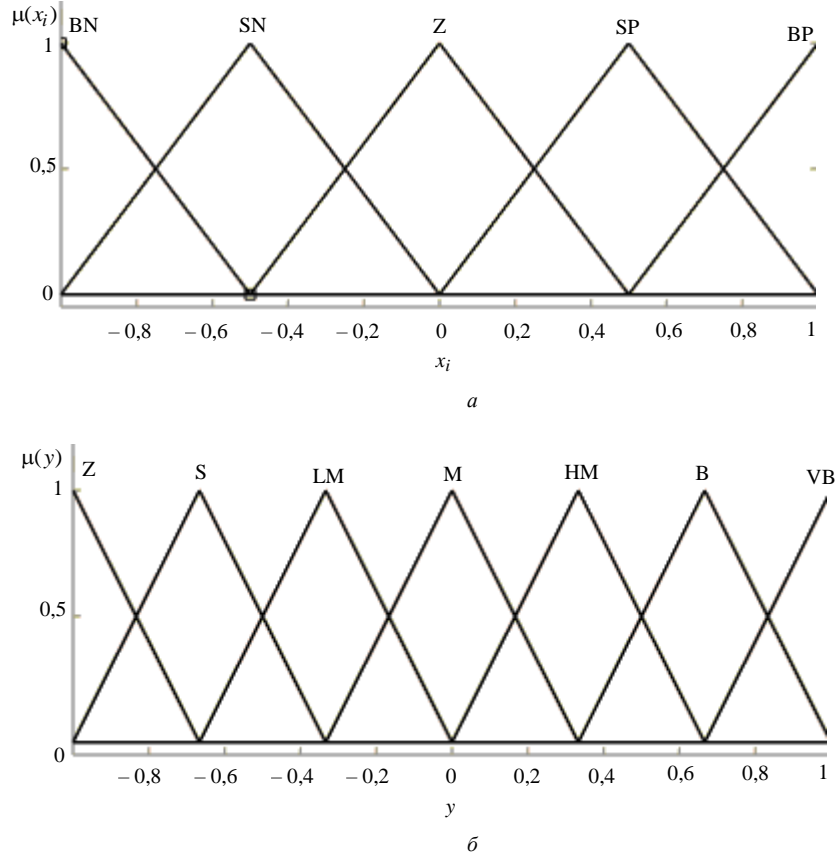


Рис. 5

В данной публикации описана разработка БП НРТ реактора СПК на основе знаний экспертов и с помощью предложенного авторами метода генерации БП с формированием оптимальных консеквентов на основе модифицированных муравьиных алгоритмов. Фрагменты разработанной на основе знаний экспертов БП НРТ представлены в табл. 1.

Таблица 1

Номер правила	Входные и выходная переменные			
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$y$
1	BN	BN	BN	Z
4	BN	BN	SP	S
34	SN	SN	SP	S
44	SN	SP	SP	M
59	Z	SN	SP	M
64	Z	Z	SP	M
90	SP	Z	BP	HM
94	SP	SP	SP	HM
113	BP	Z	Z	B
125	BP	BP	BP	VB

При генерации БП НРТ с помощью рассмотренного выше метода на этапе его инициализации (шаг 1) построен граф БП с количеством основных слоев  $s = 125$ . В свою очередь, количество узлов в каждом  $r$ -м слое  $\nu$  равняется семи.

В качестве целевой функции  $J$  (8) в данном случае выбрано обобщенное интегральное отклонение реальной переходной характеристики САУ температурой  $T_R(t, \mathbf{R})$  от желаемой (desired —  $D$ ) переходной характеристики ее эталонной модели (Reference model —  $RM$ )  $T_D(t)$  [24], которая представлена передаточной функцией  $W_{RM}(p)$  (24):

$$W_{RM}(p) = \frac{T_D(p)}{T_S(p)} = \frac{1}{(T_{RM}p + 1)^3}, \quad (24)$$

где  $T_{RM}$  — постоянная времени эталонной модели.

Данная целевая функция рассчитывается согласно зависимости

$$J(t, \mathbf{R}) = \frac{1}{t_{\max}} \int_0^{t_{\max}} \left[ (E_T)^2 + k_1 \left( \frac{dE_T}{dt} \right)^2 + k_2 \left( \frac{d^2E_T}{dt^2} \right)^2 \right] dt, \quad (25)$$

где  $t_{\max}$  — общее время переходного процесса САУ температурными режимами реактора;  $k_1, k_2$  — весовые коэффициенты;  $E_T$  — отклонение  $T_R(t, \mathbf{R})$  от  $T_D(t)$  (26):

$$E_T = T_D(t) - T_R(t, \mathbf{R}). \quad (26)$$

В свою очередь, оптимальным значением целевой функции выбрано  $J_{\text{opt}} = 6,5 \cdot 10^4$ , при котором отклонение реальной переходной характеристики  $T_R(t, \mathbf{R})$  от желаемой  $T_D(t)$  лежит в допустимых пределах.

Для исследования эффективности предложенного метода на этапе инициализации параметров муравьиного алгоритма (шаг 2) было создано 16 отдельных популяций агентов с различными параметрами  $z$  и  $e$ : 1)  $z = 10, e = 0$ ; 2)  $z = 10, e = 5$ ; 3)  $z = 10, e = 10$ ; 4)  $z = 10, e = 15$ ; 5)  $z = 20, e = 0$ ; 6)  $z = 20, e = 5$ ; 7)  $z = 20, e = 10$ ; 8)  $z = 20, e = 15$ ; 9)  $z = 30, e = 0$ ; 10)  $z = 30, e = 5$ ; 11)  $z = 30, e = 10$ ; 12)  $z = 30, e = 15$ ; 13)  $z = 40, e = 0$ ; 14)  $z = 40, e = 5$ ; 15)  $z = 40, e = 10$ ; 16)  $z = 40, e = 15$ . В свою очередь, генерация консеквентов базы правил НРТ проводилась поочередно с помощью каждой отдельной популяции. Также данные эксперименты для каждой отдельной популяции проводились по пять раз с последующим выбором наилучших результатов. Кроме того, для каждой из созданных популяций использовались одинаковые значения регулируемых параметров метода  $\alpha, \beta, Q, \rho$ , которые составляют  $\alpha = 2; \beta = 1; Q = 7 \cdot 10^4; \rho = 0,5$ .

При расчете значений целевой функции (25) для каждого  $k$ -го агента на шаге 4 каждой  $n$ -й итерации метода моделирование переходных процессов САУ температурой реактора проводилось во всех возможных режимах работы (при действии различных входных и возмущающих воздействий) для эффективной генерации консеквентов всех правил БП. В свою очередь, проверка на окончание работы метода на шаге 5 осуществлялась по условию достижения оптимального значения целевой функции САУ ( $J_{\min}(n) \leq J_{\text{opt}}$ ). Увеличение феромона на ребрах графа базы правил НРТ на шаге 6 каждой итерации метода проводилось на основе зависимостей (13)–(15). Кроме того, процедуры испарения и обновления феромона на шагах 7 и 8 осуществлялись согласно выражениям (16) и (17) соответственно.

Наилучшие результаты экспериментов, полученные при генерации БП НРТ с помощью каждой отдельной популяции, сведены в табл. 2, где приняты следующие

щие обозначения:  $g_{J_{opt}}$  — общее количество вычислений значения целевой функции  $J$ , необходимое для достижения ее оптимального значения;  $n_{J_{opt}}$  — общее количество итераций метода, необходимое для достижения оптимального значения целевой функции  $J$ .

Таблица 2

Номер популяции	Параметры экспериментов				
	$z$	$e$	$J_{min}$	$n_{J_{opt}}$	$g_{J_{opt}}$
1	10	0	$6,305 \cdot 10^4$	292	2920
2	10	5	$6,402 \cdot 10^4$	223	2230
3	10	10	$6,378 \cdot 10^4$	211	2110
4	10	15	$6,486 \cdot 10^4$	219	2190
5	20	0	$6,432 \cdot 10^4$	142	2840
6	20	5	$6,322 \cdot 10^4$	121	2420
7	20	10	$6,374 \cdot 10^4$	103	2060
8	20	15	$6,490 \cdot 10^4$	117	2340
9	30	0	$6,482 \cdot 10^4$	81	2430
10	30	5	$6,425 \cdot 10^4$	74	2220
11	30	10	$6,344 \cdot 10^4$	62	1860
12	30	15	$6,412 \cdot 10^4$	79	2370
13	40	0	$6,309 \cdot 10^4$	68	2720
14	40	5	$6,382 \cdot 10^4$	59	2360
15	40	10	$6,459 \cdot 10^4$	53	2120
16	40	15	$6,498 \cdot 10^4$	58	2320

В свою очередь,  $g_{J_{opt}}$  — основной параметр, характеризующий вычислительные и временные затраты метода, и определяется выражением (27):

$$g_{J_{opt}} = zn_{J_{opt}} \quad (27)$$

На рис. 6 приведены семейства кривых изменения наилучших значений целевой функции (25) в процессе генерации консеквентов базы правил НРТ на основе предложенного метода с помощью различных популяций.

Как видно из табл. 2 и рис. 6, чем больше количество агентов  $z$  в популяции, тем меньше итераций необходимо для нахождения оптимального вектора консеквентов БП  $\mathbf{R}_{opt}$ . Так, для 14-й ( $z = 40$  и  $e = 5$ ) популяции целевая функция  $J$  достигла оптимального значения  $J_{opt}$  на 164 итерации раньше, чем для второй ( $z = 10$ ;  $e = 5$ ).

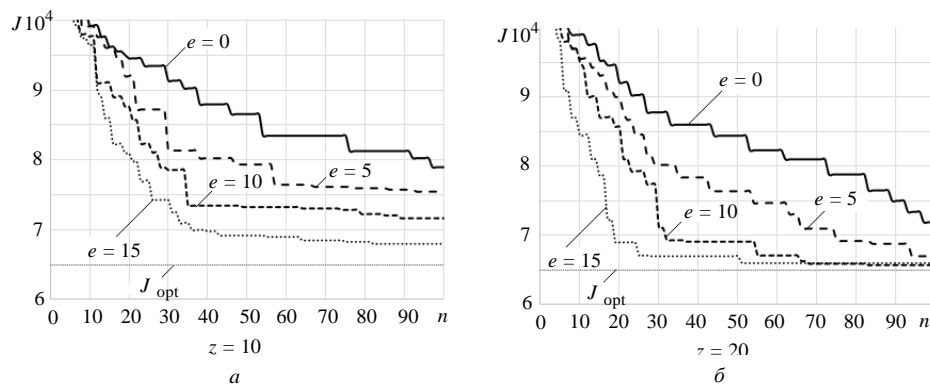


Рис. 6





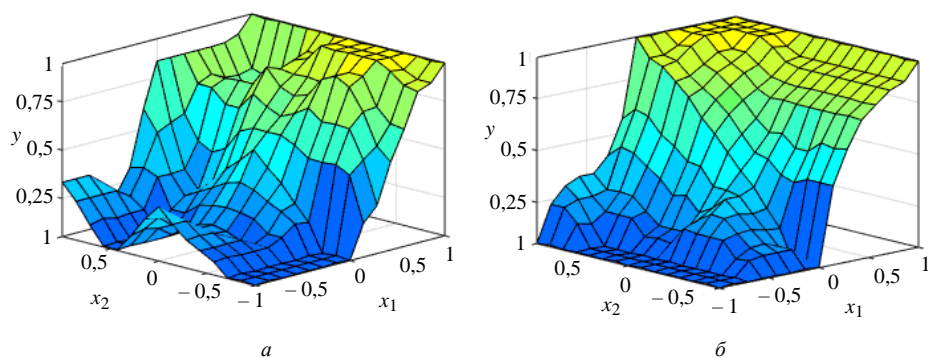


Рис. 7

В свою очередь, в табл. 4 приняты обозначения:  $\sigma_{\max}$  — максимальное перерегулирование,  $\sigma_{\max} = \frac{T_{\max} - T_R}{T_R} \cdot 100\%$ ;  $t_{r\max}$  — максимальное время регулирования;  $\mu$  — колебательность (число переходов через значение  $T_R$  за время  $t_{r\max}$ ).

Таблица 4

Показатели качества	Показатели качества САУ температурными режимами	
	БП на основе знаний экспертов	Сгенерированная БП на основе предложенного метода
Перерегулирование, $\sigma_{\max}$ , %	36,2	19,8
Быстродействие, $t_{r\max}$ , с	932	578
Колебательность, $\mu$	3	1
Значение целевой функции, $J$	$6,98 \cdot 10^4$	$6,344 \cdot 10^4$

На рис. 8 приведены графики переходных процессов изменения: а) заданного значения (Set — S) температуры реактора  $T_S(t)$ , б) возмущения (Perturbation — P)  $Tr(t)$ , приложенного к выходу системы, с) реального значения температуры реактора  $T_R(t)$  для САУ с разработанными БП НРТ: 1 — на основе знаний экспертов; 2 — на основе предложенного авторами метода генерации с использованием 11-й популяции.

Из табл. 4 и рис. 8 видно, что САУ температурой с разработанной БП НРТ на основе предложенного авторами метода генерации имеет существенно меньшее значение целевой функции  $J$  и более высокие показатели качества управления, чем САУ с БП на основе знаний экспертов. Кроме того, для нахождения оптимального вектора консеквентов БП  $\mathbf{R}_{\text{opt}}$  с помощью данного метода не потребовались существенные вычислительные и временные затраты ( $g_{\text{opt}} = 1860$ ), что подтверждает его высокую эффективность.

В свою очередь, при необходимости дальнейшего повышения показателей качества данной САУ и упрощения ее реализации, после генерации консеквентов базы правил с помощью предложенного метода можно осуществлять дополнительную структурно-параметрическую оптимизацию НРТ, в частности редуцирование количества правил БП [17], оптимизацию параметров функций принадлежности ЛТ [15], нормирующих коэффициентов [32] и т.д.

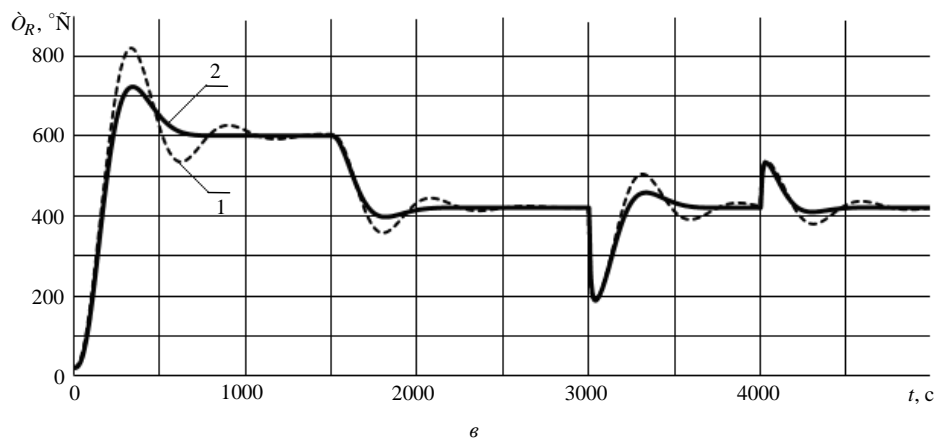
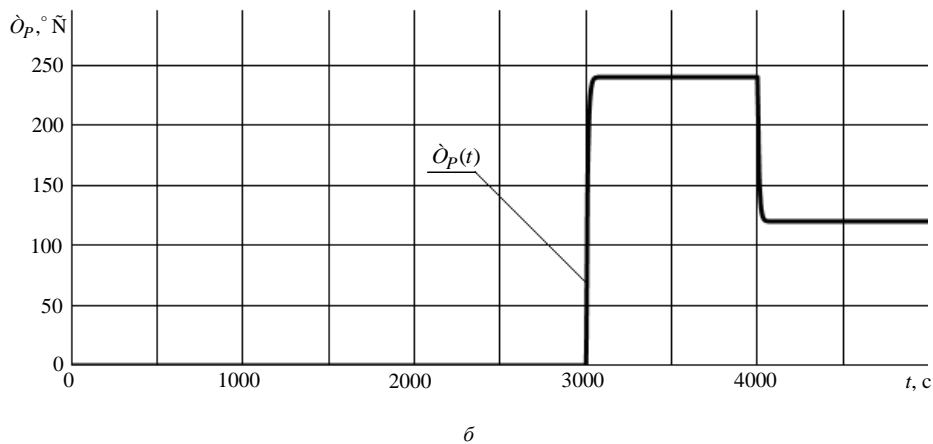
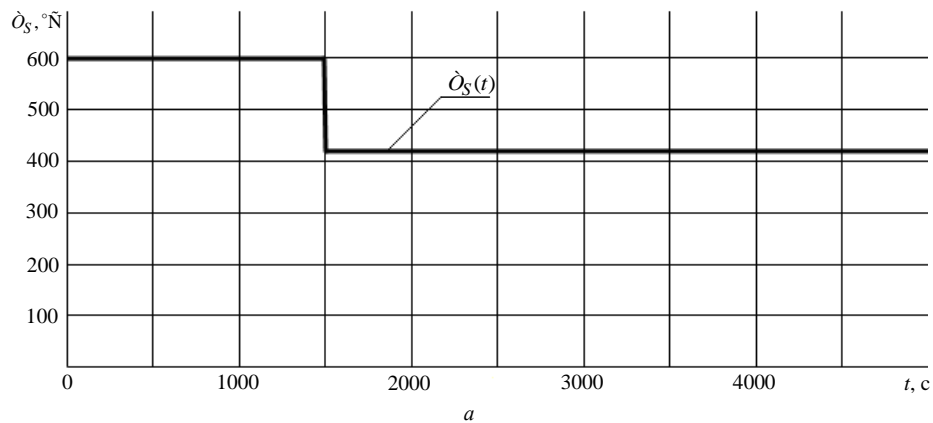


Рис. 8

### Заключение

В данной статье представлены разработка и исследование метода генерации баз правил нечетких систем типа Мамдани с формированием оптимальных консеквентов на основе модифицированных муравьиных алгоритмов. Полученный метод позволяет эффективно генерировать базы правил с оптимальными консеквентами для НС типа Мамдани в следующих случаях: при недостаточном объеме исходной информации (в условиях высокой степени неопределенности информации); при достаточно большом количестве правил, для которых составление БП НС на основе знаний экспертов не всегда эффективно; при различном уровне квалификации экспертов.

Для исследования эффективности предложенного метода в данной работе проведена разработка БП нечеткого регулятора типа Мамдани для САУ темпера-

турой реактора СПК. При этом генерация консеквентов БП данного НРТ проводилась при различных регулируемых параметрах метода, таких как общее количество агентов  $z$  и количество элитных агентов  $e$  в популяции. На основе анализа результатов проведенных экспериментов определена оптимальная конфигурация популяции агентов метода ( $z = 30$ ,  $e = 10$ ), для которой оптимальный вектор консеквентов БП  $\mathbf{R}_{opt}$  может быть найден при наименьших вычислительных и временных затратах ( $g_{Jopt} = 1860$ ). Также результаты компьютерного моделирования переходных процессов показали, что САУ температурой с разработанной БП на основе предложенного авторами метода с оптимальной конфигурацией параметров имеет существенно меньшее значение целевой функции  $J$  и более высокие показатели качества управления, чем САУ с БП на основе знаний экспертов, что, в свою очередь, подтверждает высокую эффективность данного метода.

*Ю.П. Кондратенко, О.В. Козлов*

## ГЕНЕРАЦІЯ БАЗ ПРАВИЛ НЕЧІТКИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МОДИФІКОВАНИХ МУРАШИНИХ АЛГОРИТМІВ

Розроблено і досліджено метод генерації баз правил нечітких систем типу Мамдані з формуванням оптимальних консеквентів на основі модифікованих мурашиних алгоритмів. Отриманий метод дозволяє ефективно генерувати бази правил з оптимальними консеквентами для нечітких систем типу Мамдані в таких випадках: при недостатньому обсязі вхідної інформації (в умовах високого ступеня невизначеності інформації); при досить великій кількості правил, для яких складання бази правил нечіткої системи на основі знань експертів не завжди ефективно; при різному рівні кваліфікації експертів. Дослідження ефективності запропонованого методу проведено при розробці бази правил нечіткого регулятора типу Мамдані для системи автоматичного керування температурою реактора спеціалізованого піролізного комплексу, призначеного для переробки полімерних відходів. При цьому генерація консеквентів бази правил даного нечіткого регулятора проводилася при різних регульованих параметрах методу, таких як загальна кількість агентів і кількість елітних агентів в популяції. На основі аналізу результатів проведених експериментів визначено оптимальну конфігурацію популяції агентів методу, для якої оптимальний вектор консеквентів бази правил може бути знайдений при найменших обчислювальних і часових витратах. Також результати комп'ютерного моделювання перехідних процесів показали, що система автоматичного керування температурою з розробленою базою правил нечіткого регулятора на основі запропонованого авторами методу з оптимальною конфігурацією параметрів має істотно менше значення цільової функції і більш високі показники якості керування, ніж система з базою правил на основі знань експертів, що, в свою чергу, підтверджує високу ефективність даного методу.

**Ключові слова:** нечітка система, база правил, метод генерації, мурашиний алгоритм, нечіткий регулятор, система автоматичного керування.

*Yu.P. Kondratenko, A.V. Kozlov*

## GENERATION OF RULE BASES OF FUZZY SYSTEMS BASED ON MODIFIED ANT COLONY ALGORITHMS

This article is dedicated to the development and study of the method of generation of fuzzy systems rule bases of Mamdani-type with the formation of optimal consequents based on modified ant colony optimization algorithms. The obtained method makes it possible to effectively generate the rule bases with the optimal consequents for the Mamdani-type fuzzy systems in the following cases: at insufficient amount of initial information (under conditions of a high degree of information uncertainty); at a sufficiently large number of

rules for which the development of a rule base based on the knowledge of experts is not always effective; at different levels of experts qualification. The study of the effectiveness of the proposed method in this work is carried out at the development of the rule base of the Mamdani-type fuzzy controller for the automatic control system of the reactor temperature of the specialized pyrolysis complex, that is intended for utilization of polymer waste. At the same time, the generation of the consequents of the rule base of this fuzzy controller was carried out with various adjustable parameters of the method, such as the total number of agents and the number of elite agents in the population. Based on the analysis of the results of the experiments, the optimal configuration of the population of agents of the method was determined, for which the optimal vector of the consequents of the rule base can be found at the lowest computational and time costs. Also, the results of computer simulations of transients showed that the automatic temperature control system with the developed fuzzy controller rule base based on the proposed by the authors method with the optimal configuration of parameters has a significantly lower value of the objective function and higher control quality parameters than the system with the rule base on the basis of experts knowledge, which, in turn, confirms the high efficiency of this method.

**Keywords:** fuzzy system, rule base, generation method, ant colony algorithm, fuzzy controller, automatic control system.

1. Recent developments and new directions in soft computing. L.A. Zadeh, A.M. Abbasov, R.R. Yager, S.N. Shahbazova, M.Z. Reformat, Eds. STUDEFUZ 317, Cham: Springer, 2014. 466 p. DOI 10.1007/978-3-319-06323-2.
2. Hampel R., Wagenknecht M., Chaker N. Fuzzy control: Theory and practice. New York: Physika-Verlag, Heidelberg, 2000. 410 p. DOI 10.1007/978-3-7908-1841-3.
3. Kosko B. Fuzzy systems as universal approximators. IEEE Trans. on Computers. 1994. **43**, N 11. P. 1329–1333. DOI: 10.1109/12.324566.
4. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. Винница: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 1999. 300 с.
5. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. SMC–15, N 1. P. 116–132. DOI: 10.1109/TSMC.1985.6313399.
6. Advance trends in soft computing. M. Jamshidi, V. Kreinovich, J. Kacprzyk, Eds. Cham: Springer-Verlag, 2013. 468 p. DOI <https://doi.org/10.1007/978-3-319-03674-8>.
7. Zadeh L.A. The role of fuzzy logic in modeling, identification and control. *Modeling Identification and Control*. 1994. **15(3)**. P. 191–203. [https://doi.org/10.1142/9789814261302\\_0041](https://doi.org/10.1142/9789814261302_0041).
8. Piegat A. Fuzzy modeling and control. *Physica*, 2013. **69**. 728 p. DOI 10.1007/978-3-7908-1824-6.
9. Рутковский Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия. Телеком, 2006. 452 с.
10. Yager R.R., Filev D.P. Essentials of fuzzy modeling and control. *Sigart Bulletin*. 1994. **6**, N 4. P. 22–23. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4571\(199512\)46:10<791::AID-AS112>3.0.CO;2-H](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(199512)46:10<791::AID-AS112>3.0.CO;2-H).
11. Kondratenko Y., Simon D. Structural and parametric optimization of fuzzy control and decision making systems. recent developments and the new direction in soft-computing foundations and applications. *Selected Papers from the 6th World Conference on Soft Computing*. Berkeley, USA, 2016. Series: Studies in Fuzziness and Soft Computing. 2018. **361**. Springer International Publishing. P. 273–289. DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6\\_22](https://doi.org/10.1007/978-3-319-75408-6_22).
12. Fuzzy optimization. W.A. Lodwick, J. Kacprzyk, Eds. STUDEFUZ 254. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 2010. 530 p. DOI 10.1007/978-3-642-13935-2.
13. Kondratenko Y.P., Al Zubi E.Y.M. The Optimisation approach for increasing efficiency of digital fuzzy controllers. *Annals of DAAAM for 2009 & Proceeding of the 20th Int. DAAAM Symp. "Intelligent Manufacturing and Automation"*, Published by DAAAM International. Vienna, Austria, 2009. P. 1589–1591.
14. Kondratenko Y.P., Altameem T.A., Al Zubi E.Y.M. The optimisation of digital controllers for fuzzy systems design. *Advances in Modelling and Analysis*. 2010. Ser. A. **47**. P. 19–29.
15. Simon D. H.  $\infty$  estimation for fuzzy membership function optimization. *International Journal of Approximate Reasoning*. 2005. **40**. P. 224–242. <https://doi.org/10.1016/j.ijar.2005.04.002>.
16. Simon D. Evolutionary optimization algorithms: biologically inspired and population-based approaches to computer intelligence. John Wiley & Sons, 2013. 772 p. ISBN: 978-0-470-93741-9.
17. Kondratenko Y.P., Klymenko L.P., Al Zu'bi E.Y.M. Structural optimization of fuzzy systems' rules base and aggregation models. *Kybernetes*. 2013. **42**, N 5. P. 831–843. <https://doi.org/10.1108/K-03-2013-0053>.

18. Ishibuchi H., Yamamoto T. Fuzzy rule selection by multi-objective genetic local search algorithms and rule evaluation measures in data mining. *Fuzzy Sets and Systems*. 2004. **141**, N 1. P. 59–88. [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(03\)00114-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(03)00114-3).
19. Субботін С.О., Олійник А.О., Олійник О.О. Неітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с.
20. Haupt R., Haupt S. Practical genetic algorithms. New Jersey: John Wiley & Sons, 2004. 261 p.
21. Quijano N., Passino K.M. Honey bee social foraging algorithms for resource allocation: theory and application. Columbus: Publishing house of the Ohio State University. 2007. 39 p. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.05.004>.
22. Kim D.H., Cho C.H. Bacterial foraging based neural network fuzzy learning. *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> Indian International Conference on Artificial Intelligence (ICAI 2005)*. Pune: ICAI, 2005. P. 2030–2036.
23. Engelbrecht A. A study of particle swarm optimization particle trajectories. *A. Engelbrecht Information Sciences*, 2006. N 176(8). P. 937–971. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2005.02.003>.
24. Kondratenko Y.P., Kozlov O.V., Korobko O.V. Two modifications of the automatic rule base synthesis for fuzzy control and decision making systems. Chapter in a book: “Information processing and management of uncertainty in knowledge-based systems. Theory and foundations”. Medina J., Ojeda-Aciego M., Verdegay J.L., Pelta D.A., Cabrera I.P., Bouchon-Meunier B., Yager R.R. (Eds.). Book series: Communications in computer and information science, 854. Berlin. Heidelberg: Springer International Publishing. 2018. P. 570–582. DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-319-91476-3\\_47](https://doi.org/10.1007/978-3-319-91476-3_47).
25. Олейник Ал. А. Сравнительный анализ методов оптимизации на основе метода муравьиных колоний. *Комп'ютерне моделювання та інтелектуальні системи*. Запоріжжя: ЗНТУ, 2007. С. 147–159.
26. Gan R., Guo Q., Chang H., Yi Y. Improved ant colony optimization algorithm for the traveling salesman problems. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010. P. 329–333. DOI: 10.3969/j.issn.1004-4132.2010.02.025.
27. Chen R.-M., Shen Y.-M., Wang C.-T. Ant colony optimization inspired swarm optimization for grid task scheduling. *International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*. 2016. P. 461–464. DOI: 10.1109/IS3C.2016.122.
28. Chengming Q. Vehicle routing optimization in logistics distribution using hybrid ant colony algorithm *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*. 2013. **11**, N 9. P. 5308–5315. DOI: 10.11591/telkommika.v11i9.3284.
29. Dorigo M., Birattari M. Ant colony optimization. *Encyclopedia of machine learning*, Sammut C., Webb G.I. (eds.), 2011. Springer, Boston, MA. 1341 p. DOI <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1>.
30. Benhala B., Ahaitouf A., Fakhfakh M., Mechaqrane A. New adaptation of the ACO algorithm for the analog circuits design optimization. *International Journal of Computer Science (IJCSI)*. 2012. **9**, N 3. P. 360–367.
31. Khaluf Y., Gullipalli S. An efficient ant colony system for edge detection in image processing. *Proceedings of the European Conference on Artificial Life*. 2015. P. 398–405. DOI: <http://dx.doi.org/10.7551/978-0-262-33027-5-ch071>.
32. Kozlov O., Kondratenko G., Gomolka Z., Kondratenko Y. Synthesis and optimization of green fuzzy controllers for the reactors of the specialized pyrolysis plants. Chapter in a book: «Green IT Engineering: Social, business and industrial applications. Studies in Systems, decision and control». Kharchenko V., Kondratenko Y., Kacprzyk J. (Eds.). **171**. Springer, Cham, 2018. P. 373–396. DOI: 10.1007/978-3-030-00253-4\_16.
33. Kondratenko Y.P., Kozlov O.V. Mathematic modelling of reactor's temperature mode of multiloop pyrolysis plant. *Lecture Notes in Business Information Processing: Modelling and Simulation in Engineering, Economics and Management*. 2012. 115. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, P. 178–187. DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-642-30433-0\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-642-30433-0_18).
34. Kondratenko Y.P., Kozlov O.V., Kondratenko G.V., Atamanyuk I.P. Mathematical model and parametrical identification of ecopyrogenesis plant based on soft computing techniques. Chapter in a book: “Complex systems: Solutions and challenges in economics, management and engineering”. Christian Berger-Vachon, Anna María Gil Lafuente, Janusz Kacprzyk, Yuriy Kondratenko, José M. Merigó, Carlo Francesco Morabito (Eds.). Book Series: Studies in Systems, Decision and Control. **125**. Berlin. Heidelberg: Springer International Publishing. 2018. P. 201–233. DOI [https://doi.org/10.1007/978-3-319-69989-9\\_13](https://doi.org/10.1007/978-3-319-69989-9_13).

Получено 10.01.2019